

簡素な成長型リザーバーコンピューティングシステムの基本動作

著者	坂本 直樹
出版者	法政大学大学院理工学研究科
雑誌名	法政大学大学院紀要．理工学・工学研究科編
巻	61
ページ	1-3
発行年	2020-03-24
URL	http://doi.org/10.15002/00022836

簡素な成長型リザーバー コンピューティングシステムの基本動作

BASIC DYNAMICS OF RESERVOIR COMPUTING SYSTEMS

坂本直樹

Naoki SAKAMOTO

指導教員 斎藤利通

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

This paper studies basic function of a simple reservoir computing system ([1], [2]). The system is based on a ring-type recurrent network with growing structure. The inner connection parameters are fixed and the output connection parameters are subject of learning. The system operation consists of two modes: leaning mode and reproduction mode. In the leaning mode, the output connection parameters are updated to approximate desired input signal. In order to reduce the approximation error, a simple version of the differential evolution (SDE) is used ([3], [4]). The number of neurons varies depending on the approximation error. In the reproduction mode, feedback is applied from the output to the input and the system becomes an autonomous system that generate approximated input signal. Applying the system to elementary time-series approximation problems, relation between the number of neurons and approximation error is investigated

Key Words : Reservoir computing, differential evolution

1. はじめに

本論文の研究目的は、成長型リザーバーコンピューティングの提案である。成長型リザーバーコンピューティングと非成長型リザーバーコンピューティングそれぞれについて時系列予測による基本動作を用いた数値実験を行い、時系列波形の複雑さに対する各アルゴリズムの予測の成功率や成長率等を比較し検討を行う。具体的には同一時系列波形に対し初期条件を同一に設定し、片方はノード数を可変、もう片方は不変とすることにより結果の違いを調べることにする。また、使用する波形は正弦波や第三高調波等の簡素なものから複雑なものを使用し、成長型リザーバーコンピューティングが複雑な波形に対して自ら成長し適合出来ているかの実験も行う。また、それぞれのアルゴリズムにより最適化された時系列波形を実際に出力しどのような動作をするかも検証を行う。これらの実験検証により、成長型リザーバーコンピューティングが従来の非成長型成長型リザーバーコンピューティングに対して複雑な時系列波形に対してより低コストかつ精度の高い時系列予測ができることを示す。これを研究目的とする。

2. 簡素な成長型リザーバーコンピューティングと非成長型リザーバーコンピューティングの比較

本章では、オンライン成長型リザーバーコンピューティング(成長型 RC)とオンライン非成長型リザーバーコンピューティング(非成長型 RC)の比較を行う。

(1) リザーバーコンピューティングのアルゴリズム

学習モード、再現モードそれぞれにおいて使用する式を以下に示す。

学習モード

$$\begin{cases} x_0(n+1) = \tanh(\alpha x_{N-1}(n-1) + \beta_0 I(n)) \\ x_0(n+1) = \tanh(\alpha x_{i-1}(n) + \beta_i I(n)) \\ y(n) = w_0 x_0(n) + \sum_{i=1}^{N(n-1)} w_i x_i(n) \end{cases} \quad (1)$$

ただし、 $N(n)$ は時間 n でのアクティブニューロン数であり、 $i = 1 \sim N-1$ 。 $y(n)$ は出力であり、 $I(n)$ は入力、 x_i は i 番目の内部変数、 N はニューロン数、 α と β_i はニューロンのパラメータである。 w_i は重みパラメータであり、その個数は学習過程で変化する。評価関数は以下の式であらわされる。

$$E(w) = \langle I(n+1) - y(n) \rangle \quad (2)$$

$E(w)$ が最小になるよう w_i を最適化する．

最適化した w_i を使用し，出力を入力へフィードバックする状況を再現モードとする．動作は次式で記述される．

再現モード

$$\begin{cases} x_0(n+1) = \tanh(\alpha x_{N-1}(n-1) + \beta_0 y(n-1)) \\ x_0(n+1) = \tanh(\alpha x_{i-1}(n) + \beta_i y(n-1)) \\ y(n) = w_0 x_0(n) + \sum_{t=1}^{N(n-1)} w_t x_t(n) \end{cases} \quad (3)$$

ただし N_f は探索終了時のアクティブニューロン数であり， $i = 1 \sim N-1$ ．アルゴリズムの概要図を図1に示す．

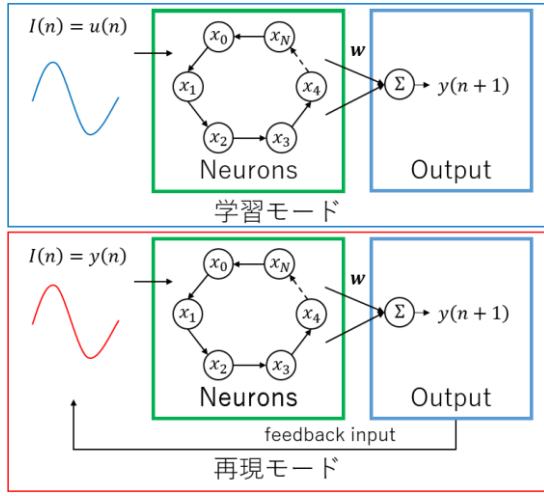


図1 成長型 RC の概要図

(2) 比較実験

(1)で述べたアルゴリズムに対し，以下のパラメータを設定した． $M = 10$ ， $TP = 1$ ， $c_{MAX} = 10$ ， $\alpha = 0.8$ ， $\beta = [-0.2, 0.2]$ ，探索ステップ n は0から500までとする．

比較実験には以下の時系列関数を使用する．

$$I(n) = \sin \omega n \quad \left(\omega = \frac{2\pi}{100} \right) \quad (4)$$

$$I(n) = \sin \omega n + \frac{1}{3} \sin 3\omega n \quad \left(\omega = \frac{2\pi}{100} \right) \quad (5)$$

式(4)において成長型 RC は初期ニューロン $N_0 = 2$ ，最大ニューロン $N_{MAX} = 10$ ，非成長型 RC は初期ニューロン $N_0 = 2$ 固定とする．

式(5)において成長型 RC は初期ニューロン $N_0 = 2$ ，最大ニューロン $N_{MAX} = 10$ ，非成長型 RC は初期ニューロン $N_0 = 4$ 固定とする．

以上の条件で数値実験を行う．

式(4)においての非成長型，成長型 RC の探索過程を図2，図3に，式(5)においての非成長型，成長型 RC の探索過程を図4，図5に示す．

まずは式(4.3)においての実験結果だが，どちらも探索開始時にはニューロン数不足等が原因で時系列近似ができていない状態となっていた．しかし，成長型 GRC のみこの問題を対処することができ，最終的には時系列近似できるシステムとなっていた．

次に式(4.4)においての実験結果だが，初期値は非成長型の方が良い値であったのか，時系列近似できていたが，ステップ数が進むと成長型 GRC も時系列近似をすることができ，最終的には謙遜ない状態となっていた．

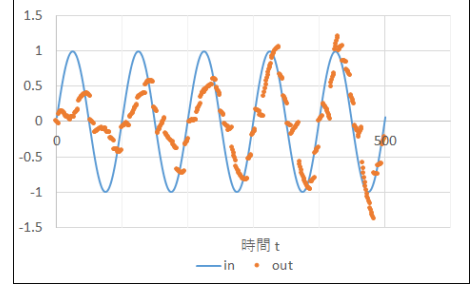


図2 式(4)の非成長型 RC による時系列近似

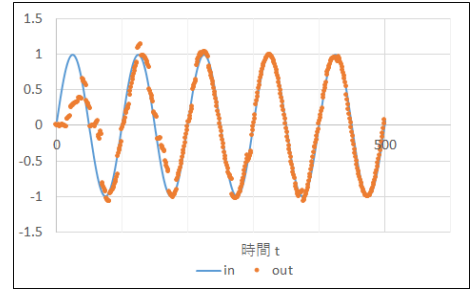


図3 式(4)の成長型 RC による時系列近似

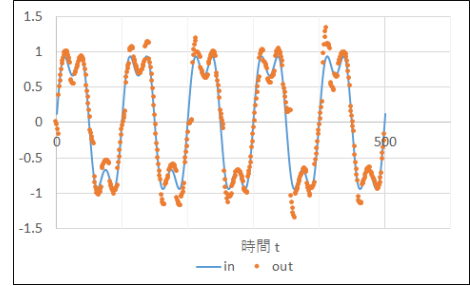


図4 式(5)の非成長型 RC による時系列近似

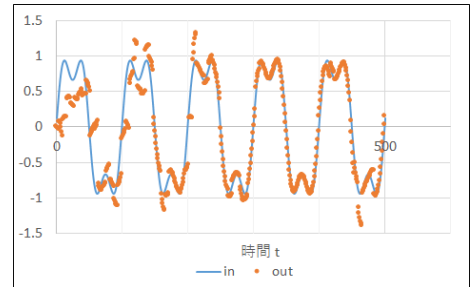


図5 式(5)の成長型 RC による時系列近似

3. むすび

本論文では、成長型リザーバーコンピューティングの提案をすることができた。

成長型リザーバーコンピューティングが従来の非成長型成長型リザーバーコンピューティングに対して複雑な時系列波形に対してより低コストかつ精度の高い時系列予測ができることを示すことができた。

今後の課題としていかに示すような課題があげられる。

・成長型リザーバーコンピューティングの再現モードの考察

本論文では学習モードの考察を深く行ったが、再現モードの数値実験や考察を深く行うことができなかった。この点について、再度パラメータを調整し、数値実験を行っていく必要があると考えられる。

・成長型 RC の最大ニューロン数の変更と、時系列波形の複雑化

今回の数値実験では、二種類の時系列波形に対し最大ニューロン数 10 で実験を行ったが、最大ニューロン数を変更し、さらに複雑な時系列波形の近似を行った場合の考察等もできるのではないかと考えられる。

謝辞：

本修士論文は著者が法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程において、非線形回路工学研究室にて行った研究をまとめたものである。この研究は、法政大学理工学部電気電子工学科 斎藤利通教授の指導下で行ったもので、全ての研究活動を遂行するにあたり同氏から大変御参考になる御指導・御鞭撻を沢山賜りました。ここに心から深く感謝致します。

法政大学理工学部電気電子工学科 斎藤利通研究室の皆様にはいろいろな有益な御討論・ご助言を戴きました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- 1) B. Schrauwen, D. Verstraeten, and J. V. Campenhout, "An overview of reservoir computing: theory, applications and implementations. "Proc. the 15th European Symposium on Artificial Neural Networks, pp. 471- 482, 2007.
- 2) G. Tanaka, T. Yamane, J. B. Heroux, R. Nakane, N. Kanazawa, S. Takeda, H. Numata, D. Nakano, A. Hirose, "Recent advances in physical reservoir computing," The Journal of Neural Networks, 115, pp. 100-123, 2019.
- 3) R. Storn, K. Price. "Minimizing the real functions of the ICEC'96 contest by differential evolution." Proc. ICEC, pp. 842- 844, 1996.
- 4) R. Storn, K. Price. "Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces." journal of Global Optimization, 11, pp. 341-359, 1997.